

ABSTRAK

PEMELIHARAAN PREDIKTIF BERBASIS *ARTIFICIAL INTELLIGENCE* PERANGKAT EDDY COVARIANCE STATION STATIK BERDASARKAN DATASET HARIAN

Oleh

Nur Afni Latifatul Muchlisa

Perangkat Eddy Covariance Station (ECS), yang dikembangkan oleh Tim Peneliti Universitas Lampung, terdiri dari Gas Analyzer, 3D Anemometer, dan Microclimate Station, telah digunakan dalam pengukuran emisi karbon di perkebunan kelapa sawit lahan gambut, tetapi masih menghadapi tantangan dari sisi keandalan operasional. Di lapangan, *downtime* instrumen berujung pada celah data dan bias estimasi fluks. Pendekatan *reactive maintenance* mahal dan terlambat; karena itu diperlukan pemeliharaan prediktif di tepi jaringan (*edge*) yang ringan-komputasi agar kontinuitas data perangkat ECS yang berfrekuensi tinggi tetap terjaga. Penelitian ini mengembangkan sistem pemeliharaan prediktif berbasis model *hybrid* CNN-LSTM dan LSTM *autoencoder* untuk mendeteksi anomali dan memprediksi kegagalan perangkat ECS. Model dilatih dengan dataset dari masing-masing perangkat, dan dievaluasi menggunakan MAE, MSE, RMSE, dan R^2 . Konfigurasi hibrida terbaik adalah CNN-32–LSTM-32 (Gas Analyzer) dan CNN-32–LSTM-64 (3D Anemometer, Microclimate). LSTM *autoencoder* terbaik menggunakan filter 64 untuk semua perangkat. Implementasi *on-device* pada sebuah *singleboard computer* diuji pada dua skenario. Pada sistem terintegrasi, penggunaan CPU berkisar 0%–54,20%, RAM 154,16–736,07 MB, dan waktu inferensi tercepat adalah 0,000766 detik (*hybrid* CNN-LSTM) serta 0,005214 detik (LSTM *autoencoder*). Pada sistem terdistribusi, CPU mencapai 100%, RAM hingga 1402,23 MB, dan waktu inferensi tercepat adalah 0,000777 detik (*hybrid* CNN-LSTM) dan 0,005074 detik (LSTM *autoencoder*). Seluruh latensi berada jauh di bawah ambang operasi 1–10 Hz, sehingga deteksi anomali *real-time* tercapai tanpa mengorbankan akuisisi. Hasil menunjukkan sistem mampu mendeteksi anomali secara *real-time* dengan efisiensi komputasi yang baik. Secara R&D, kontribusi utama meliputi: (1) arsitektur model yang ditenagai data dan *device-specific*, (2) *benchmarking* komputasi *edge* dengan dua pola penyebaran, dan (3) bukti kemampuan sistem memberi peringatan dini kegagalan instrumen untuk meningkatkan kontinuitas dan keterpercayaan data ECS.

Kata Kunci: Pemeliharaan Prediktif, model *hybrid* CNN-LSTM, model LSTM *autoencoder*, Python, TensorFlow, Raspberry Pi

ABSTRACT

ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED PREDICTIVE MAINTENANCE FOR STATIC EDDY COVARIANCE STATION DEVICES USING DAILY DATASETS

By

Nur Afni Latifatul Muchlisa

The Eddy Covariance Station (ECS) developed by the University of Lampung research team—comprising a Gas Analyzer, a 3D anemometer, and a Microclimate Station—has been deployed to quantify carbon emissions in peatland oil-palm plantations. Operational reliability remains a critical bottleneck: instrument downtime creates data gaps and biases flux estimates. Reactive maintenance is costly and late by design; consequently, lightweight edge-based predictive maintenance is needed to preserve the continuity of high-frequency ECS measurements. This study develops a predictive-maintenance framework based on two model families: a hybrid CNN–LSTM for pattern extraction and sequence memory, and an LSTM autoencoder for reconstruction-based anomaly detection. Device-specific models are trained per subsystem and evaluated using MAE, MSE, RMSE, and R^2 . The best hybrid configurations are CNN-32–LSTM-32 for the Gas Analyzer and CNN-32–LSTM-64 for the 3D Anemometer and Microclimate Station; the best LSTM autoencoder uses 64 units across devices. On-device implementation on a single-board computer was assessed under integrated and distributed deployment scenarios. In the integrated setup, CPU usage ranged from 0% to 54.20%, RAM from 154.16 to 736.07 MB, and best inference latencies were 0.000766 s (hybrid) and 0.005214 s (autoencoder). In the distributed setup, CPU reached 100%, RAM up to 1,402.23 MB, with best latencies of 0.000777 s (hybrid) and 0.005074 s (autoencoder). All latencies are well below the 1–10 Hz operational window, enabling real-time anomaly detection without sacrificing data acquisition. R&D contributions include: (i) data-driven, device-specific architectures; (ii) edge-computing benchmarking across two deployment patterns; and (iii) empirical evidence of early fault warning that improves ECS data continuity and trustworthiness for flux estimation.

Keywords: Predictive Maintenance, Hybrid CNN-LSTM Model, LSTM Autoencoder Model, Python, TensorFlow, Raspberry Pi